

شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد ماکزیمم دبی خروجی شکست سدهای خاکی و زمان شکست

سید محمدعلی زمردیان*^۱ و ستار علینقی‌زاده بهیانی^۲
۱، ۲، استادیار و دانشجوی سابق کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی دانشگاه شیراز
(تاریخ دریافت: ۸۵/۳/۳ - تاریخ تصویب: ۸۶/۴/۱۹)

چکیده

تاکنون مدل‌های زیادی جهت تشریح فرآیند پیچیده شکست سدهای خاکی و سیل ناشی از آن پیشنهاد شده است. این مدل‌ها شامل مدل‌های فیزیکی، ریاضی ویا کامپیوتری می‌باشند. از جمله این مدل‌ها، مدل BREACH می‌باشد که بطور وسیع در قرن اخیر مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل بر مبنای روابط فرسایش، قوانین هیدرولیک، انتقال رسوب و مکانیک خاک پایه‌گذاری شده است و توانایی محاسبه ابعاد نهایی مقطع شکست و هیدروگراف خروجی شکست را دارد. لیکن پیچیدگی و مشکلات ناشی از جمع‌آوری داده‌ها در استفاده از مدل‌های موجود، باعث استفاده از روش‌های نوین دیگری شده است. در این تحقیق یک روش جدید با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ماکزیمم دبی خروجی شکست سدهای خاکی و زمان شکست که در محاسبات مربوط به روندیابی سیل و زمان اخطار در پایین‌دست سد حائز اهمیت فراوانی می‌باشد ارائه گردیده است. برای این کار پارامترهای شکست ۱۱۵ سد بطور مصنوعی بوسیله مدل BREACH محاسبه واز آنها برای آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با تغییر پارامترهای ورودی مورد بررسی قرار گرفت، موثرترین مدل برای تعیین پتانسیل شکست و پارامترهای موثر ورودی بطور خلاصه ارائه گردید. بهترین ساختار حاصله بدست آمده برای ماکزیمم دبی خروجی دارای ضریب همبستگی برای آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۲ و ۰/۹۰۹ و برای زمان شکست ساختاری با ضریب همبستگی برای آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۳ و ۰/۸۸۴ حاصل گردید. در پایان نیز مطالعه موردی بروی سد ملاصدرا صورت گرفته و پارامترهای شکست سد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی حاصله، مدل BREACH و روابط پیشنهادی محققین مختلف تعیین و نتایج مورد ارزیابی قرار گرفت. با مقایسه بین نتایج بدست آمده، ماکزیمم دبی خروجی شکست و زمان شکست سد ملاصدرا بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی همخوانی خوبی را با مقادیر بدست آمده از مدل BREACH و روابط پیش‌بینی محققین مختلف نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: شکست سدهای خاکی، مدل BREACH، شبکه عصبی مصنوعی،

ماکزیمم دبی خروجی شکست، زمان شکست.

مقدمه

قسمت اصلی زیر بنای جامعه بوده اند. تاکنون حدود ده هزار سد با ارتفاع بیش از ۳۰ متر بنا شده است (۴)، که در اغلب آنها توصیه‌های موجود کمیسیون بین المللی سدهای

برای قرن‌ها بشر از سدها برای ذخیره آب، کنترل سیلاب، تفریح، آبیاری و تولید برق استفاده نموده و سدها

توانایی نشان دادن فرآیندها و ترکیبات دلخواه غیر خطی جهت ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های هر سیستم را دارا است. این شبکه با داده‌های موجود طی فرآیند یادگیری، آموزش دیده و جهت پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

نرون‌ها کوچکترین واحدهای سازنده شبکه عصبی مصنوعی می‌باشند و حکم سلول‌های مغز انسان را دارند. هر شبکه از یک لایه ورودی و یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده است. نرون‌های هر لایه بوسیله وزن‌ها به نرون‌های لایه بعدی متصل می‌شوند.

طی فرآیند آموزش شبکه این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آنها جمع می‌شوند و اصطلاحاً بایاس نامیده می‌شوند، بطور پی در پی تغییر می‌کنند تا اینکه خطا به کمترین مقدار خود برسد. برای انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه‌های بعدی از توابع محرک استفاده می‌شود. از توابع محرک معروف می‌توان توابع زیگموئیدی، خطی و آستانه‌ای را نام برد (۲).

روشی که جهت تعیین وزن‌ها و بایاس‌ها برای دستیابی به مقدار مطلوب اتخاذ می‌گردد، قانون یادگیری نامیده می‌شود. قانون یادگیری در واقع یک الگوریتم ریاضی پیچیده می‌باشد. هر شبکه برای بوجود آمدن و قابل قبول بودن به دو سری داده نیازمند است: سری آموزش و سری آزمون.

در حدود ۸۰ درصد داده‌ها صرف آموزش و مابقی صرف آزمون شبکه می‌گردند. در طی فرآیند یادگیری، میزان فراگیری شبکه توسط تابع هدف مرتباً سنجیده و در نهایت شبکه‌ای مورد پذیرش قرار می‌گیرد که کمترین خطا را دارا باشد.

توابع هدف مورد استفاده در این پژوهش عبارتند از:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (t - a)^2} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |t - a| \quad (2)$$

$$R = \frac{\sum (t \times a)}{\sqrt{(\sum t^2) \times (\sum a^2)}} \quad (3)$$

که در روابط فوق:

بزرگ در رابطه با مبانی، معیارها، ضوابط مطالعات، طراحی، ساخت، بهره برداری و نگهداری مدنظر قرار گرفته است. از سوی دیگر در دنیای پیشرفته امروزی، شکست سدها یکی از حوادث با احتمال پایین و خسارات بالا را در بر می‌گیرد و شمار زیادی از سدها که عمری بیش از ۳۰ سال دارند یک نگرانی بزرگ محسوب می‌شوند، زیرا سدهای قدیمی به علت توسعه فرسایش پایین دست، زوال بنا و عدم ظرفیت کافی سرریزشان دارای پتانسیل خطر بالایی هستند.

شکست سدهای خاکی از جمله وقایعی است که علاوه بر خسارات شدید مالی، موجب از دست رفتن جان انسان‌ها و همچنین پیامدهای زیست محیطی نظیر آبگرفتگی در سطح وسیع و انتقال رسوب می‌شوند. از اینرو در جهت کنترل حوادث ناشی از شکست، تحقیقات زیادی در زمینه آنالیز شکست و تعیین هیدروگراف خروجی آن صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به تلاش‌های محققینی همچون والدر و اکونور (۱۹۹۷)، فروهلیچ (۱۹۹۵) و همچنین مدل‌هایی ارائه شده است که از آن جمله می‌توان به مدل BREACH اشاره نمود.

به دلیل پیچیدگی و مشکلات ناشی از جمع‌آوری داده‌ها در استفاده از روابط و مدل‌های موجود، احتیاج به ابزاری که قابلیت یادگیری و درک تابع حاکم را داشته و قابلیت مقاوم بودن یا به عبارتی تحمل پذیری خطاها را نیز داشته باشد، دارد. لذا با در نظر گرفتن ویژگی‌ها و قابلیت‌های منحصر به فرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، این شبکه‌ها می‌توانند به عنوان ابزاری مفید و کارآمد مورد استفاده قرار گیرند.

به طور کلی در این مقاله پس از شرح مختصری از شبکه عصبی مصنوعی و مدل ریاضی شکست سدهای خاکی، با استفاده از داده‌های خروجی حاصله از مدل ریاضی، شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین دبی ماکزیمم خروجی حاصل از شکست سد و زمان شکست سد مورد آموزش و آزمون قرار گرفت و در پایان نیز پارامترهای شکست سد ملاحظه با استفاده از روابط پیش‌بینی، مدل ریاضی BREACH و شبکه عصبی حاصله تعیین و مورد ارزیابی قرار گرفته شد.

مواد و روش‌ها

مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مدل ساده شده‌ای از مغز انسان می‌باشد. این شبکه در واقع یک ساختار ریاضی است که

عصبی، نرمال یا استاندارد شوند. برای این منظور روش‌های متعددی ارائه شده که در این پژوهش از رابطه ۴ برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد.

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

که با استفاده از این رابطه، داده‌ها در دامنه ۰ تا ۱ قرار می‌گیرند.

بعد از نرمال‌سازی داده‌ها، مجموعه داده به دو بخش آموزشی و آزمونی تقسیم می‌شوند. در این پژوهش داده‌های مورد استفاده برای آموزش شامل ۹۲ داده و برای آزمون از ۲۳ داده سد شکسته شده توسط مدل ریاضی BREACH استفاده گردید. نحوه انتخاب داده‌ها برای آموزش و آزمون، تصادفی بوده که این کار با استفاده از برنامه MATLAB صورت پذیرفت.

انتخاب نوع تابع فعال سازی

با توجه به دامنه داده‌های نرمال شبکه که بین صفر تا یک است، تابع لوگ سیگموئید برای تمام نرون‌های لایه‌ها انتخاب گردید.

انتخاب الگوی آموزش و روند آموزشی

تاکنون روش‌های مختلفی برای آموزش شبکه‌های عصبی پیشنهاد گردیده است که از مهمترین آنها می‌توان به الگوریتم پس‌انتشار خطای بیشترین شیب، الگوریتم پس‌انتشار گرادیان‌های مزدوج، الگوریتم پس‌انتشار مارکوارت لوونبرگ و الگوریتم پس‌انتشار ارتجاعی اشاره کرد. علاوه بر روش‌های آموزش در شبکه‌های عصبی، انتخاب روند آموزش بر سرعت یادگیری و دقت شبکه موثر است. در آموزش شبکه‌های عصبی دو روند آموزش پیشنهاد گردیده است که عبارتند از: آموزش الگو به الگو که در آن به ازای هر بار اعمال الگوی ورودی به شبکه، پارامترهای شبکه در مسیر رفت محاسبه و با محاسبه میزان خطا مقدار تغییرات پارامترهای شبکه تعیین و در مسیر برگشت پارامترها تصحیح می‌گردند و آموزش گروهی، که تفاوت آن با روش الگو به الگو در زمان تصحیح مقدار تغییرات پارامترهای شبکه می‌باشد. در این روش در ازای تمام تکرارها الگوی ورودی میزان تغییر پارامترها محاسبه و در پایان مرحله آموزش پارامترها اصلاح می‌شوند. در این پژوهش روند آموزش از نوع الگو به الگو انتخاب گردید (۲).

$RMSE$: ریشه میانگین مربعات خطا، MAE : میانگین مطلق خطا، R : ضریب برازش، t : مقادیر مشاهداتی و a : مقادیر تخمینی.

مدل ریاضی شکست سدهای خاکی BREACH

به منظور پیش‌بینی سیلاب ناشی از شکست سد در پایین‌دست آن، چهار مدل ریاضی توسط سرویس آب و هوای بین‌المللی توسعه یافته است. مدل‌ها (DAMBRK، SMPDBK، FLDWAV و BREACH) برای میکرو کامپیوترها در نظر گرفته شده‌اند. مدل‌ها، هیدروگراف جریان ناشی از شکست سد را تعیین می‌کنند و مدل‌های SMPDBK و DAMBRK جریان ناپایدار را در امتداد دره پایین‌دست روندیابی می‌کنند. به عبارتی دیگر هیدروگراف روندیابی شده، زمان رسیدن جریان، حد بالای تخلیه سکنه و حداکثر سرعت جریان را در مناطق با اهمیت در طول دره پایین‌دست تعیین می‌کنند (۷).

مدل BREACH با در نظر گرفتن جریان ورودی مخزن (ذخیره مخزن)، جریان خروجی سرریز و جریان خروجی شکست با توانایی انتقال رسوب جریان یکنواخت غیر ماندگار در طول یک کانال شکسته شده توسعه یافته است و شیب کف شکست برابر با سطح پایین دست سد فرض گردیده است (۶).

از جمله پارامترهای ورودی مدل ریاضی BREACH می‌توان ارتفاع سد، شیب کناری سد، متوسط شیب هسته، جریان ورودی به مخزن، سطح مخزن در رقوم‌های مختلف و متوسط قطر ذرات خاک هسته و پوسته سد را ذکر نمود و خروجی مدل عبارتند از پارامترهای شکل شکست، دبی ماکزیمم خروجی حاصل از شکست سد، زمان شکست سد و شکل هیدروگراف خروجی (۶).

روش تحقیق

در این پژوهش برای پیاده‌سازی شبکه عصبی مصنوعی با ساختار انتشار پس‌خور چند لایه از جعبه ابزار شبکه عصبی موجود در نسخه MATLAB, Ver 6.5 استفاده شد و بطور کلی قبل از شروع آموزش شبکه مراحل زیر طی گردید.

آماده‌سازی داده‌ها

برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها، توصیه می‌شود که داده‌های مورد استفاده برای شبکه‌های

دقیق بودن مشاهدات و وجود داده‌های پرت و نیز نامعین بودن روابط پیش‌بینی لازم است آنالیز عدم قطعیت برای روابط پیش‌بینی انجام شود. چنانچه روابط پیش‌بینی دارای ضریب تشخیص خوب، میانگین مربعات خطا و محدوده نامعینی کم و نیز تعداد پارامترهای پرت کمتری باشد، قوی‌تر است و از آن می‌توان برای برآورد مناسب استفاده کرد.

مراحل گام به گام روش آنالیز عدم قطعیت عبارتند از (۱۲):

۱- رسم مقادیر پیش‌بینی شده در مقابل مقادیر مشاهده شده در مقیاس لگاریتمی.

۲- محاسبه خطای پیش‌بینی (e_i) برای هر یک از داده‌های موجود.

برای این منظور از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$e_i = \log(\hat{x}) - \log(x) = \log\left(\frac{\hat{x}}{x}\right) \quad (5)$$

که در آن \hat{x} مقدار پیش‌بینی شده و x مقدار مشاهده شده است.

۳- حذف مقادیر پرت برای خطاهای تخمین محاسبه شده از مرحله ۲.

مراحل این کار توسط رویس‌سی‌یو (1998) به صورت زیر توصیف شده است:

الف - تعیین میانه (T)، مقادیر خطای محاسباتی (e_i) و تخمین‌گر محلی T .

ب - محاسبه قدرمطلق مقادیر انحراف از میانه و تعیین میانه این قدر مطلقها (MAD).

ج - محاسبه مقیاس تخمین (S) از رابطه زیر:

$$S = 1/483 (MAD) \quad (6)$$

ضریب $1/483$ در رابطه فوق برای مقایسه مقدار مقیاس تخمین با انحراف معیار استاندارد است.

د - محاسبه شاخص Z با استفاده از T و S برای هر یک از مشاهدات.

$$Z_i = (e_i - T)/S \quad (7)$$

که در آن e_i خطای پیش‌بینی مشاهده شده است.

ه - حذف مقادیر مشاهداتی برای $|Z_i| > 2/5$.

این روش حذف برای سطح احتمال $98/7$ درصد از نمونه‌ها که از توزیع نرمال تبعیت می‌کنند صادق است.

ساختار شبکه برای تعیین دبی ماکزیمم خروجی شکست و زمان شکست

برای تعیین دبی ماکزیمم خروجی شکست از پارامترهای جریان ورودی به مخزن، سطح مخزن در رقوم سرریز شدن آب از تاج سد، شیب بالادست، پایین‌دست و متوسط شیب هسته سد، طول تاج سد و ارتفاع سد به عنوان ورودی‌های شبکه و پارامتر ماکزیمم دبی خروجی شکست به عنوان خروجی شبکه منظور گردید و با تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان شبکه مورد آموزش و آزمون قرار گرفت. پس از امتحان تعداد سیکل‌های آموزشی مختلف، ۴۵۰ سیکل جهت یادگیری شبکه در این حالت در نظر گرفته شد. این بدان علت بود که آموزش شبکه پس از این تعداد سیکل آموزشی روندی کاملاً یکنواخت پیدا می‌کرد. همچنین برای تعیین زمان شکست از پارامترهای جریان ورودی به مخزن، سطح مخزن در رقوم سرریز شدن آب از تاج سد، شیب بالادست، پایین‌دست و متوسط شیب هسته سد، طول تاج سد و ارتفاع سد به عنوان ورودی‌های شبکه و پارامتر زمان شکست به عنوان خروجی شبکه منظور گردید. پس از بررسی‌های صورت گرفته بروی انواع مختلف یادگیری‌ها، نوع یادگیری مورد استفاده برای شبکه، الگوریتم پس‌انتشار ارتجاعی منظور گردید.

روابط پیش‌بینی تعیین پارامترهای شکست سد و تحلیل روابط پیشنهادی با استفاده از آنالیز عدم قطعیت

در جدول‌های ۱ و ۲ روابط پیش‌بینی پارامترهای شکست سد به طور خلاصه آورده شده است. روابط پیش‌بینی به علت ضعف داده‌های ورودی مورد نیاز و یا ضعف در مقادیر مشاهده شده پارامترها نمی‌توانند برای ۱۰۸ شکست سد روی داده در جهان کاربرد داشته باشند. معمولاً روابط پیش‌بینی عرض شکست برای ۷۰ تا ۸۰ نمونه و روابط پیش‌بینی زمان شکست و ماکزیمم جریان خروجی شکست برای ۳۰ تا ۴۰ نمونه مورد آزمایش قرار می‌گیرند. این روابط باید دارای توانایی بسیار خوبی در پیش‌بینی پارامترهای شکست باشند تا بتوان مسایل ومشکلات شکست سدها در آینده را پیش‌بینی نمود.

برای تعیین دقیق‌ترین روابط پیش‌بینی، معمولاً از روش کمترین میانگین مربعات خطا استفاده می‌شود. به علت عدم

۴- استفاده از مقادیر \bar{e} و S_e برای تعیین محدوده نامعین روابط پیش بینی.

$$\left\{ \hat{x} \cdot 10^{-\bar{e}-2S_e}, \hat{x} \cdot 10^{-\bar{e}+2S_e} \right\}$$

که در آن: \hat{x} : مقدار پیش‌بینی شده بوده و $\pm 2S_e$ برای محدوده اطمینان ۹۵ درصد بکار برده می‌شود. در جدول‌های (۱) و (۲) نتایج حاصل از عدم قطعیت روابط پیش‌بینی پارامترهای شکست سد به صورت خلاصه آورده شده است.

۴- محاسبه متوسط خطا (\bar{e}) و انحراف معیار استاندارد (S_e) برای خطاهای تخمین باقیمانده. اگر مقدار متوسط خطا منفی باشد، نشان دهنده پیش‌بینی‌های دست پائین و چنانچه متوسط خطاها مثبت باشد، نشان دهنده پیش‌بینی‌های دست بالا می‌باشد. برای محاسبه پارامترهای شکست (زمان شکست، حداکثر جریان خروجی و ماکزیمم عرض شکست) انتظار می‌رود که از مقادیر دست بالا و دست پائین استفاده شود، زیرا مقادیر فوق برای مطالعات شکست باید محتاطانه بکار روند.

جدول ۱- آنالیز عدم قطعیت روابط پیش‌بینی تعیین ماکزیمم جریان خروجی شکست

ضریب تخمین پارامتر شکست	محدوده نامعینی (\pm)	متوسط خطا	تعداد داده‌های تحلیل شده	تعداد داده‌های انتخابی اولیه	روابط جریان خروجی ماکزیمم شکست (m^3/s)
۱۲۸-۶/۸	۰/۶۹	۰/۱۴	۳۴	۳۸	Kirkpatrick, 1977 $Q_p = 1.268(h_w + 0.3)^{2.5}$
۰/۲۳-۲/۳	۰/۵	۰/۱۲	۳۴	۳۸	SCS, 1981 $Q_p = 16.6(h_w)^{1.85}$
۰/۰۷-۲/۱	۰/۷۵	۰/۴۳	۳۰	۳۱	Hagen, 1982 $Q_p = 0.54 (S \times h_d)^{0.5}$
۰/۲-۲/۱	۰/۵	۰/۱۹	۳۲	۳۸	SCS, 1981 $Q_p = 19.1(h_w)^{1.85}$
۰/۲۳-۱/۹	۰/۴۶	۰/۱۹	۲۸	۳۸	Singh & Snorrason, 1984 $Q_p = 13.4(h_d)^{1.89}$
۰/۰۸-۵/۴	۰/۹	۰/۱۷	۳۴	۳۵	$Q_p = 1.776(S)^{0.47}$
۰/۱۵-۳/۷	۰/۷۰	۰/۱۳	۳۶	۳۷	Mac Donald&Langridge-Monopolis, 1984 $Q_p = 1.154 (V_w \times h_w)^{0.412}$
۰/۰۵-۱/۱	۰/۷۰	۰/۶۴	۳۶	۳۷	$Q_p = 3.85 (V_w \times h_w)^{0.411}$
۰/۰۴-۱/۲۲	۰/۷۲	۰/۶۴	۳۰	۳۱	Costa, 1985 منحنی پوش: $Q_p = 2.634(S \times h_d)^{0.44}$
۰/۱۷-۴/۷	۰/۷۲	۰/۰۵	۳۰	۳۱	$Q_p = 0.981(S \times h_d)^{0.42}$
۰/۰۶-۴/۴	۰/۹۳	۰/۲۹	۳۹	۳۹	Evans, 1986 $Q_p = 0.72(V_w)^{0.53}$
۰/۵۳-۲/۳	۰/۲۲	-۰/۰۴	۳۱	۳۲	Froehlich, 1995 $Q_p = 0.607(V_w)^{0.295} (h_w)^{1.24}$
۰/۱۶-۳/۶	۰/۶۸	۰/۱۳	۲۱	۲۲	Walder & O'Connor, 1997 مقدار جریان خروجی ماکزیمم با استفاده از روش‌های پایه‌گذاری شده

جدول ۲- آنالیز عدم قطعیت روابط پیش‌بینی تعیین زمان شکست

روابط زمان شکست (hr)	تعداد داده‌های انتخابی اولیه	تعداد داده‌های تحلیل شده	متوسط خطا نامعینی	محدوده ضریب تخمین پارامتر شکست
Mac Donald & Langridge-Monopolis, 1984 $t_f = 0.0179(V_{er})^{0.364}$	۳۷	۳۵	-۰/۲۱	۰/۲۴-۱۱/۰
USBR, 1988 $t_f = (0.11)B$	۴۰	۳۹	-۰/۴۱	۰/۲۴-۲۷/۰
Von Thun & Gillette, 1990 با مقاومت فرسایشی بالا: $t_f = 0/020 h_w + 0/25$ با فرسایش‌پذیری زیاد: $t_f = 0/015 h_w$	۳۶	۳۴	-۰/۶۴	۰/۴۹-۴۰/۰
Von Thun & Gillette, 1990 با مقاومت فرسایشی بالا: $t_f = \frac{\bar{B}}{4h_w}$ با فرسایش‌پذیری زیاد: $t_f = \frac{\bar{B}}{4h_w + 61.0}$	۳۶	۳۴	-۰/۰۴	۰/۳۷-۱۷/۰
Froehlich, 1995 $t_f = 0.00254V_w^{0.53} h_w^{-0.9}$	۳۴	۳۳	-۰/۲۲	۰/۳۸-۷/۳

نتایج و بحث

ساختار برای هر یک از حالات شناسایی شد. در جدول‌های (۴) و (۵) نتایج حاصله برای بهترین ساختار شبکه عصبی در هر مدل نشان داده شده است. برای بررسی تاثیر پارامترهای ورودی و خروجی بر روی پارامترهای خروجی دو سطح خطای ۰/۰۵ و ۰/۱ در نظر گرفته شد و درصد درستی هر مدل در این سطوح محاسبه گردیده و در جدول‌های (۶) و (۷) ارائه شده است.

در این تحقیق نخست داده های ۱۱۵ سد تخریب شده جهان جمع آوری و آنگاه توسط مدل ریاضی BREACH، شکست آنها بررسی شد (۱). سپس با وارد کردن داده‌های حاصله از مدل (ورودی و خروجی مدل) به شبکه عصبی مصنوعی موجود در جعبه ابزار MATLAB بر طبق مراحل شرح داده شده در قسمت ۴ مراحل شبیه سازی صورت پذیرفت.

نظر به اینکه برای آموزش شبکه از روند الگو به الگو استفاده شده است، در هر آرایش لایه پنهان با اعمال الگوهای مختلف بهترین مقدار ضریب همبستگی انتخاب و برای آن آرایش در نظر گرفته شد.

همچنین برای بررسی حساسیت مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به پارامترهای ورودی سه مدل شبکه عصبی طرح‌ریزی و مورد ارزیابی قرار گرفت. ساختار مدل‌های طرح شده در جدول (۳) نشان داده شده است. پس از طرح مدل‌ها با ثابت قرار دادن کلیه داده‌های آموزش و آزمون در مدل‌های مذکور و با تغییر در لایه‌های پنهان بهترین

جدول ۳- پارامترهای ورودی مورد استفاده در هر مدل شبکه عصبی

مدل	پارامترهای ورودی شبکه عصبی
۱	H _U , Q, RSA, Z _U , Z _D , Z _C , RCL
۲	H _U , Q, RSA, RCL
۳	H _U , Q, RSA

(H_U): ارتفاع سد، Q: دبی ورودی به مخزن، RSA: مساحت سطح مخزن، Z_U: شیب بالادست، Z_D: شیب پایین دست، Z_C: متوسط شیب هسته سد و RCL: طول تاج سد)

جدول ۴- نتایج حاصله از شبکه عصبی در برآورد ماکزیمم دبی خروجی شکست سد

Qp	آموزش			آزمون			آرایش لایه‌های شبکه
	R	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE	
مدل ۱	۰/۹۹۲	۰/۰۱۲	۰/۰۲۲	۰/۹۰۹	۰/۰۱۹	۰/۰۲۷	(۸-۳-۱)
مدل ۲	۰/۹۸۴	۰/۰۱۰	۰/۰۱۸	۰/۹۸۲	۰/۰۴۴	۰/۰۷۹	(۴-۱۳-۱)
مدل ۳	۰/۹۶۸	۰/۰۱۴	۰/۰۲۶	۰/۹۸۶	۰/۰۳۴	۰/۰۶۲	(۳-۷-۱)

جدول ۵- نتایج حاصله از شبکه عصبی در برآورد زمان شکست سد

t _f	آموزش			آزمون			آرایش لایه‌های شبکه
	R	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE	
مدل ۱	۰/۹۹۳	۰/۰۱۳	۰/۰۲۳	۰/۸۸۳	۰/۰۸۶	۰/۱۷۰	(۷-۱-۱)
مدل ۲	۰/۹۴۶	۰/۰۴۱	۰/۰۶۳	۰/۶۵۵	۰/۰۸۳	۰/۱۴۳	(۴-۷-۱)
مدل ۳	۰/۸۸۱	۰/۰۵۶	۰/۰۹۱	۰/۸۳۳	۰/۰۴۷	۰/۰۸۹	(۳-۵-۱)

جدول ۶- درصد درستی هر مدل در سطح خطای برابر ۰/۰۵ و ۰/۱ برای تعیین ماکزیمم دبی خروجی شکست

Qp	آموزش		آزمون	
	خطا=۰/۰۵	خطا=۰/۱	خطا=۰/۰۵	خطا=۰/۱
مدل ۱	۹۵/۶۵	۹۸/۹۱	۶۹/۵۶	۸۲/۶
مدل ۲	۹۷/۸۳	۹۸/۹۱	۷۳/۹۱	۹۱/۳
مدل ۳	۹۳/۴۷	۹۸/۹۱	۶۹/۵۶	۹۱/۳

جدول ۷- درصد درستی هر مدل در سطح خطای برابر ۰/۰۵ و ۰/۱ برای تعیین زمان شکست

t _f	آموزش		آزمون	
	خطا=۰/۰۵	خطا=۰/۱	خطا=۰/۰۵	خطا=۰/۱
مدل ۱	۷۳/۹۱	۹۴/۵۶	۵۲/۱۷	۷۳/۹۱
مدل ۲	۷۳/۹۱	۹۱/۳	۶۵/۲	۸۲/۶
مدل ۳	۷۳/۹۱	۸۳/۷	۷۳/۹۱	۹۱/۳

اتفاق افتاده در جهان معرفی و مورد آزمایش قرار گرفت. پارامترهای ورودی در مدل H_U و S و پارامترهای خروجی به ترتیب Q_p, t_f (زمان شکست) و B_{ave} منظور گردید. برای این منظور از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و مابقی برای آزمون شبکه استفاده شد و شبکه با تعداد نرون‌های مختلف در لایه‌های پنهان مورد آموزش و آزمون قرار گرفت. در جدول‌های ۸ و ۹ به ترتیب ورودی و خروجی شبکه عصبی مصنوعی و نتایج حاصله پس از شناسایی بهترین ساختار نشان داده شده است.

همان طوری که ملاحظه شد مدل ۳ دارای دقت بیشتری نسبت به دو مدل دیگر می‌باشد، لذا نشان دهنده این مطلب است که تاثیر پارامترهای H_U, Q و RSA در پدیده شکست سد بیشتر از دیگر پارامترها می‌باشند و می‌توان مدل ۳ را جایگزین مدل ۱ نمود تا بدین وسیله با جمع آوری داده‌های ورودی کمتری با دقت بیشتر بتوان برآوردی از پارامترهای شکست را داشت. از سوی دیگر بعلاوه ارتباط بین Q و RSA با حجم مخزن (S) مدل ۴ با استفاده از داده‌های مشاهداتی از شکست‌های سدهای خاکی

جدول ۸- شکست سدهای خاکی افتاده در جهان مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی (۱۷)

اسم سد	محل سد	Hu(m)	S(m ³)	Qp(m ³ /s)	Bave(m)	t _f (hr)
Apisha	Colorado	۳۴/۱۴	۲۲۵۰۰۰۰	۶۸۵۰	۹۳	۲/۵
Baldwin Hills	California	۷۱	۱۱۰۰۰۰۰	۱۱۳۰	۲۵	۱/۳
Bradfield	England	۲۸/۹۵	۳۲۰۰۰۰۰	۱۱۵۰		۰/۵
Break Neck	USA	۷	۴۹۰۰۰	۹/۲	۳۰/۵	۳
Buffalo Creek	West Virginia	۱۴/۰۲	۴۸۴۰۰۰	۱۴۲۰	۱۲۵	۰/۵
Bullock Draw Dike	Utah	۵/۷۹	۱۱۳۰۰۰۰		۱۲/۵	
Castlewood	Colorado	۲۱/۳۴	۴۲۳۰۰۰۰	۳۷۵۰	۴۴/۲	۰/۳۳
Cheaha Creek	USA	۷/۰۱	۶۹۰۰۰			۵/۵
Coedty	England	۱۰/۹۷	۳۱۰۰۰۰		۴۲/۷	۰/۲۵
Davis Reservoir	California	۱۱/۸۹	۵۸۰۰۰۰۰۰	۵۱۰		۷
DMAD	Utah	۸/۸	۱۹۷۰۰۰۰۰	۷۹۳		
Elk City	Oklahoma	۹/۱۴	۷۴۰۰۰۰		۳۶/۶	
Euclides de Cunha	Brazil	۵۳/۰۴	۱۳۶۰۰۰۰۰	۱۰۲۰		۷/۳
Frankfurt	Germany	۹/۷۵	۳۵۰۰۰۰	۷۹	۶/۹	۲/۵
Fred Burr	Montana	۱۰/۴	۷۵۲۰۰۰	۶۵۴		
Frenchman Creek	Montana	۱۲/۵	۲۱۰۰۰۰۰۰	۱۴۲۰	۵۴/۶	
Goose Creek	South Carolina	۶/۱	۱۰۶۰۰۰۰۰	۵۶۵	۲۶/۴	۰/۵
Grand Rapids	USA	۷/۶۲	۲۲۰۰۰۰		۱۹	۰/۵
Hatchtown	Utah	۱۹/۲	۱۴۸۰۰۰۰۰		۱۵۱	۳
Hatfield	USA	۶/۸	۱۲۳۰۰۰۰۰	۳۴۰۰	۹۱/۵	
Hell Hole	California	۶۷/۰۶	۳۰۶۰۰۰۰۰	۷۳۶۰	۱۲۱	۵
Horse Creek	Colorado	۱۲/۱۹	۲۱۰۰۰۰۰		۷۳/۱	
Iowa Beef Processors	Washington	۴/۵۷	۳۳۳۰۰۰		۱۶/۸	
Johnston City	Illinois	۴/۲۷	۵۷۵۰۰۰		۸/۲۳	
Johnston (South Fork Dam)	Pennsylvania	۳۸/۱	۱۸۹۰۰۰۰۰	۸۵۰۰	۹۴/۵	۳/۵
Kaddam	India	۱۲/۵	۲۱۴۰۰۰۰۰۰		۱۳۷/۲	۱
Kelly Barnes	Gorgia	۱۱/۵۸	۵۰۵۰۰۰	۶۸۰	۲۷/۳	۰/۵
Lake Avalon	New Mexico	۱۴/۵	۷۷۵۰۰۰۰	۲۳۲۰	۱۳۰	۲
Lake Barcroft	USA	۲۱/۰۳	۳۱۲۰۰۰۰			۱
Lake Frances	California	۱۵/۲۴	۸۶۵۰۰۰		۱۸/۹	۱
Lake Latonka	Pennsylvania	۱۳	۱۵۹۰۰۰۰	۲۹۰	۳۹/۲	۳
Laurel Run	Pennsylvania	۱۲/۸	۳۸۵۰۰۰	۱۰۵۰	۳۵/۱	
Little Deer Creek	Utah	۲۶/۲۱	۱۷۳۰۰۰۰	۱۳۳۰	۲۹/۶	۰/۳۳
Lower Otay	California	۴۱/۱۵	۴۹۳۰۰۰۰۰		۱۳۳	۰/۲۵
Lower Two Medicine	Montana	۱۱/۲۸	۱۹۶۰۰۰۰	۱۸۰۰	۶۷	
Lyman	Arizona	۱۹/۸۱	۴۹۵۰۰۰۰۰		۹۷	

ادامه جدول ۸

اسم سد	محل سد	Hu(m)	S(m ³)	Qp(m ³ /s)	Bave(m)	t _f (hr)
Lynde Brook	Massachusetts	۱۲/۵	۲۵۲۰۰۰۰		۳۰/۵	
Machhu II	India	۶۰/۰۵	۱۱۰۰۰۰۰۰			۲
Mammoth	USA	۲۱/۳	۱۳۶۰۰۰۰۰	۲۵۲۰	۹/۲	۳
Mill River	Massachusetts	۱۳/۱	۲۵۰۰۰۰۰	۱۶۴۵		
Nanaksagar	India	۱۵/۸۵	۲۱۰۰۰۰۰۰	۹۷۰۰	۴۶	۱۲
Oros	Brazil	۳۵/۳۶	۶۵۰۰۰۰۰۰	۹۶۳۰	۱۶۵	۸/۵
Rito Manzanares	New Mexico	۷/۳۲	۲۴۷۰۰		۱۳/۳	
Salles Oliveira	Brazil	۳۵/۰۵	۲۵۹۰۰۰۰۰	۷۲۰۰	۱۶۸	۲
Sandy Run	Pennsylvania	۸/۵۳	۵۶۸۰۰	۴۳۵		
Schaeffer	Colorado	۳۰/۵	۳۹۲۰۰۰۰	۴۵۰۰	۱۳۷	۰/۵
Sheep Creek	USA	۱۷/۰۷	۱۴۳۰۰۰۰		۲۲	
Sherburne	USA	۱۰/۳۶	۴۲۰۰۰	۹۶۰		۲
Sinker Creek	USA	۲۱/۳۴	۳۳۳۰۰۰۰		۷۰/۶	۲
Spring Lake	Rhode Island	۵/۴۹	۱۳۵۰۰۰		۱۴/۵	
Swift	Montana	۵۷/۶۱	۳۷۰۰۰۰۰۰	۲۴۹۴۷	۲۲۵	۰/۲۵
Teton	Idaho	۹۲/۹۶	۳۵۶۰۰۰۰۰۰	۶۵۱۲۰	۱۵۱	۴
Wheatland No. 1	Wyoming	۱۳/۶	۱۱۵۰۰۰۰۰		۳۵/۴	۱/۵
Winston	North Carolina	۷/۳۲	۶۶۴۰۰۰		۱۹/۸	۵

جدول ۹- بهترین ساختار حاصله شبکه عصبی برای تعیین پارامترهای شکست سدهای خاکی

پارامتر خروجی	آموزش			آزمون			آرایش لایه‌های شبکه
	R	MAE	RMSE	R	MAE	RMSE	
B _{ave}	۰/۹۹۹	۰/۰۰۷۶	۰/۰۱۳۹	۰/۹۱۷	۰/۱۱۴۲	۰/۱۴۸۵	(۲-۱۴-۱)
Q _p	۱	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴۹	۰/۹۱۱	۰/۰۷۷۹	۰/۱۹۲۸	(۲-۱۹-۱)
T _p	۰/۹۸۴	۰/۰۲۳۹	۰/۰۴۲	۰/۷۱۱	۰/۱۰۸۸	۰/۱۳۹۳	(۲-۸-۱)

مطالعه موردی

کنترل سیلاب آب رودخانه کر می‌باشد. با توجه به حجم خروجی سیلاب رودخانه کر، سد درودزن به تنهایی قادر به کنترل تمامی آب رودخانه نبوده و طبق آمار موجود در سال‌های گذشته به طور متوسط سالیانه قریب به ۳۰۰ میلیون متر مکعب سرریز آب از این سد رخ داده است. از طرفی سرریز آب از سد درودزن تنها باعث تلف شدن بخش قابل توجهی از آورد سالیانه رودخانه کر نمی‌گردد بلکه مکرراً خسارات وسیعی به تأسیسات وسیع و مدرن آبیاری و زهکشی و دیگر تأسیسات منطقه وارد می‌نماید. مجموعه

مطالعه موردی در این تحقیق بروی سد خاکی ملاصدرا صورت گرفته است. این سد در استان فارس و به فاصله حدوداً ۱۲۵ کیلومتری شمال غرب شیراز بر روی رودخانه کر احداث می‌گردد. جایگاه سد در بالادست سد درودزن و به فاصله ۶۰ کیلومتری از سد مذکور درون تنگه‌ای موسوم به تنگه براق قرار گرفته است. سد درودزن که از سال ۱۳۵۱ بهره‌برداری از آن آغاز شده است در پایین‌دست محل سد ملاصدرا قرار گرفته و در حال حاضر تنها تأسیسات مهم

پیش‌بینی مختلف نشان داده شده است. قابل ذکر است که در ستون سوم جدول‌های ذکر شده، ضریب تخمین پارامتر شکست از بند ۵ بدست آمده است و ستون چهارم جدول نیز، حاصل ضرب ضریب تخمین پارامتر شکست در مقادیر حاصله از روابط پیش‌بینی (ستون دوم) می باشد.

نتایج حاصل از شکست سد ملاصدرا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در جدول ۱۲ داده‌های مورد نیاز برای ورودی شبکه و در جدول ۱۳ نتایج حاصل از پارامترهای شکست سد ملاصدرا با استفاده از شبکه عصبی بهینه حاصله (مدل ۱) نشان داده شده است. زمان شکست سد محاسبه شده، مجموع زمان اولیه شکست و زمان وقوع شکست می باشد. با انجام مراحل ذکر شده در بند ۵، آنالیز عدم قطعیت برای شبکه عصبی مصنوعی حاصله صورت پذیرفت. شکل‌های ۱ و ۲ مقادیر پیش‌بینی شده شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر مشاهده شده در مقیاس لگاریتمی برای ماکزیمم دبی خروجی شکست و زمان رسیدن دبی خروجی شکست به مقدار ماکزیمم و در جدول ۱۴ نیز نتایج حاصل از آنالیز عدم قطعیت شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

موارد فوق الذکر به انضمام ویژگی‌های خاص جایگاه احداث سد ملاصدرا در تنگ براق مبنای مطالعات مربوط به شکست سد قرار گرفت. در این راستا پارامترهای شکست برای این سد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی حاصله، روابط پیش‌بینی پیشنهادی و مدل فرسایشی ریاضی شکست سدهای خاکی مورد بررسی قرار گرفت. مشخصات فنی سد عبارتند از (۳):

ارتفاع از پی ۷۲ متر، طول تاج ۶۳۰ متر، عرض تاج ۱۰ متر، شیب بالادست سد ۲:۱، شیب پایین‌دست سد ۸:۱، متوسط شیب هسته ۰/۳۵، حجم کل مخزن ۴۴۰ میلیون متر مکعب، حجم مفید مخزن ۴۱۱ میلیون متر مکعب، حجم ورودی سالیانه مخزن ۴۱۵ میلیون متر مکعب، سرریز آزاد نعل اسبی از نوع اوجی با ظرفیت تخلیه ۳۴۰۰ متر مکعب بر ثانیه، کالورت انحراف جعبه‌ای ۲ طبقه با ظرفیت تخلیه ۲۹۹ متر مکعب بر ثانیه (۳).

نتایج حاصل از شکست سد ملاصدرا با استفاده از روابط پیشنهادی شکست سدهای خاکی

در جدول‌های (۱۰) و (۱۱) جریان خروجی ماکزیمم شکست سد ملاصدرا و زمان شکست با استفاده از روابط

جدول ۱۰- نتایج حاصله برای ماکزیمم دبی خروجی شکست سد ملاصدرا با استفاده از روابط پیش‌بینی محققین مختلف

رابطه	دبی خروجی ماکزیمم (m^3/s)	ضریب تخمین پارامتر شکست	در محدوده اطمینان ۹۵٪ با استفاده از آنالیز عدم قطعیت
Kirkpatrick, 1977	۵۶۳۵۹	۰/۲۸-۶/۸	۱۵۷۸۰-۳۸۲۲۴۱
SCS, 1981	۴۵۳۰۷	۰/۲۳-۲/۴	۱۰۴۲۱-۱۰۸۷۳۷
Hagen, 1982	۹۶۱۱۴	۰/۰۷-۲/۱	۶۷۲۸-۲۰۱۸۳۹
USBR, 1988	۵۲۱۳۱	۰/۲-۲/۱	۱۰۴۲۶-۱۰۹۴۷۵
Singh & Snorrason, 1984	با استفاده از ارتفاع سد ۴۳۳۹۷	۰/۲۳-۱/۹	۹۹۸۱-۸۲۴۵۴
	با استفاده از حجم مخزن ۲۰۵۰۵	۰/۰۸-۵/۴	۱۶۴۰-۱۱۰۷۲۷
	۲۴۴۶۴	۰/۱۵-۳/۷	۳۶۷۰-۹۰۵۱۷
Mac Donald & Langridge-Monopolis, 1984	(منحنی پوش) ۷۹۶۶۸	۰/۰۵-۱/۱	۳۹۸۳-۸۷۶۳۵
Costa, 1985	(منحنی پوش) ۹۴۷۸۹	۰/۰۴-۱/۲۲	۳۷۹۲-۱۱۵۴۲
	۲۵۲۳۵	۰/۱۷-۴/۷	۴۲۹۰-۱۱۸۶۰۴
Evans, 1986	۲۷۴۳۹	۰/۰۶-۴/۴	۱۶۴۶-۱۲۰۷۳۲
Froehlich, 1995	۴۳۲۶۱	۰/۵۳-۲/۳	۲۲۹۲۸-۹۹۵۰۰
Walder & O'Connor, 1997	۵۲۵۲۶	۰/۱۶-۳/۶	۸۴۰۴-۱۸۹۰۹۴

جدول ۱۱- نتایج حاصله زمان شکست سد ملاصدرا با استفاده از روابط پیش‌بینی محققین مختلف

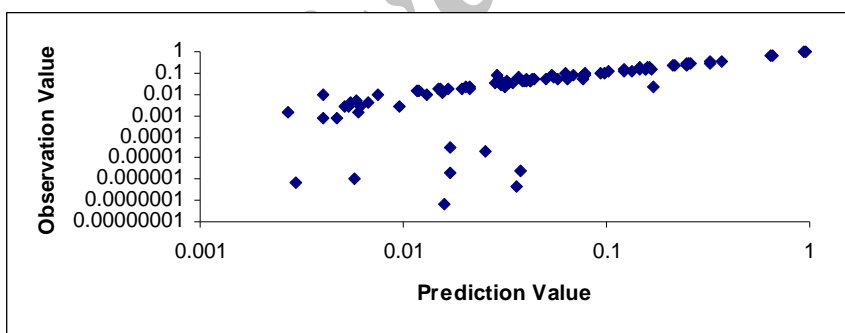
رابطه	زمان شکست (hr)	ضریب تخمین پارامتر شکست	در محدوده اطمینان ۹۵٪ با استفاده از آنالیز عدم قطعیت
Mac Donald & Langridge-Monopolis, 1984	۴/۱۲۳	۰/۲۴-۰/۱۱	۰/۹۹-۴۵/۳۵
USBR, 1988	۲/۳۷۶	۰/۲۴-۲۷/۰	۰/۵۷-۶۴/۱۵
Von Thun & Gillette, 1990	با مقاومت فرسایشی بالا: ۱/۶۹ با فرسایش‌پذیری زیاد: ۱/۰۸	۰/۴۹-۴۰/۰	۰/۸۳-۶۷/۶ ۰/۵۳-۴۳/۲
Froehlich, 1995	۲/۰۶	۰/۳۸-۷/۳	۰/۷۸-۱۵/۰

جدول ۱۲- داده‌های مورد نیاز برای ورودی شبکه عصبی

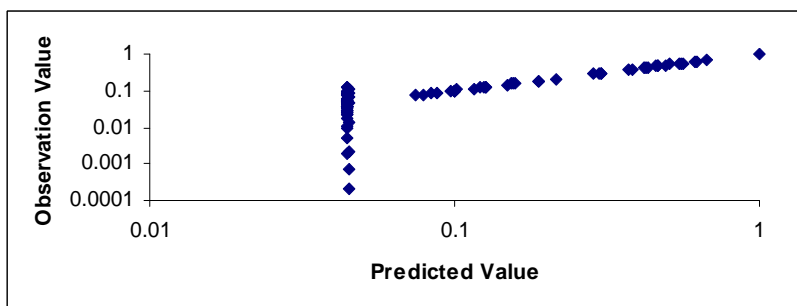
داده‌های ورودی به شبکه عصبی	مقادیر برحسب سیستم SI	مقادیر نرمال شده
ارتفاع سد	۷۲ (m)	۰/۳۵۲۰۳۴۱۲۱
دبی ورودی به مخزن	۴۶۴/۷۲۵۶۰۵۲ (m ³ /s)	۰/۰۱۰۴۴۵۷۵۴
سطح مخزن در رقوم تاج	۶۱۱۱۰۶۰/۸۷ (m ²)	۰/۰۳۶۹۷۱۰۳۳
شیب بالادست	۲:۱	۰/۰۳۶۲۲۲۵۱
شیب پایین‌دست	۱:۸	۰/۰۷۰۴۶۴۷۶۸
متوسط شیب هسته	۰/۳۵	۰/۱۴
طول تاج سد	۶۳۰ (m)	۰/۰۰۷۸۴۸۹۸۲

جدول ۱۳- خروجی حاصله از شبکه عصبی

داده‌های خروجی شبکه عصبی	مقادیر بدست آمده از شبکه برحسب سیستم SI	مقادیر نرمال شده
ماکزیمم دبی خروجی شکست	۶۷۶۶۵ (m ³ /s)	۱۵/۹۷
زمان شکست	۱۶/۸۳۳۶۴ (hr)	۰/۱۷۲



شکل ۱- مقادیر پیش‌بینی شده شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر مشاهده شده در مقیاس لگاریتمی برای ماکزیمم دبی خروجی شکست.



شکل ۲- مقادیر پیش‌بینی شده شبکه عصبی مصنوعی در مقابل مقادیر مشاهده شده در مقیاس لگاریتمی برای زمان رسیدن دبی خروجی شکست به مقدار ماکزیمم.

جدول ۱۴- نتایج حاصل از آنالیز عدم قطعیت شبکه عصبی مصنوعی

پیش‌بینی در محدوده اطمینان ٪۹۵	مقادیر پیش‌بینی شده	ضریب تخمین پارامتر شکست	محدوده عدم دقت	متوسط خطای پیش‌بینی	تعداد نمونه	آنالیز عدم قطعیت
$51499-99389 (m^3/s)$	$68665 (m^3/s)$	$0.75-1/454$	0.14371	-0.1892	۹۲	Qp
$0.94-196/39 (hr)$	$16/8 (hr)$	0.056	$1/16$	0.093	۹۲	Time

جدول ۱۵- مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با مدل ریاضی شکست سدهای خاکی

پارامتر	مدل BREACH	درصد خطا			درصد خطا مدل		
		مدل ۱	مدل ۲	مدل ۳	مدل ۱	مدل ۲	مدل ۳
Qp	۷۰۴۹۱	۶۸۶۶۵	۵۰۶۰۰	۵۳۶۰۰	۲/۶	۲۸/۲	۲۳/۹۶
Tp	۱۶/۰۶	۱۶/۸۳۳	۱۶/۷۰	۱۹/۳۶	۴/۸	۳/۹	۲۰/۵

جدول ۱۶- پارامترهای شکست سد ملاصدرا با استفاده از مدل ۴

Qp	زمان شکست (tf)	Bave عرض متوسط شکست
$64800 (m^3/s)$	$1/5 (hr)$	$165/56 (m)$

محاسبه شده با مدل ۴ و مدل ریاضی BREACH همخوانی نسبتاً خوبی را دارد.

نتیجه‌گیری

۱- مناسب‌ترین ساختار شبکه عصبی برای تعیین ماکزیمم دبی خروجی شکست، ساختاری است با ۸ نرون در لایه اول، ۳ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی یعنی ساختار ۱-۳-۸ با ضریب همبستگی برای آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۲ و ۰/۹۰۹.

۲- مناسب‌ترین ساختار شبکه عصبی برای تعیین زمان شکست، ساختاری است با ۷ نرون در لایه اول، ۱ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی یعنی ساختار ۱-۱-۷ با ضریب همبستگی برای آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۹۳ و ۰/۸۸۴.

۳- همان طوری که از نتایج حاصله از روابط پیش‌بینی در زمینه دبی خروجی ماکزیمم شکست ملاحظه شد، این روابط بدلیل ضعف داده‌های ورودی و وجود محدوده خطا دارای اختلاف زیادی با همدیگر می‌باشند که البته از این مقادیر با توجه به ارزش طرح می‌توان به عنوان تخمین اولیه در طراحی‌ها استفاده کرد

نتایج حاصل از شکست سد ملاصدرا با استفاده از مدل فرسایشی شکست سدهای خاکی BREACH

در جدول (۱۵) نتایج حاصله از شکست سد ملاصدرا با استفاده از مدل فرسایشی شکست سدهای خاکی و مدل‌های مختلف شبکه عصبی محاسبه و با مقدار حاصله از مدل فرسایشی شکست سدهای خاکی مورد مقایسه قرار گرفته و میزان خطای هر یک از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با مقدار بدست آمده از مدل فرسایشی شکست سدهای خاکی محاسبه شده است. همان طوری که ملاحظه می‌شود در تعیین ماکزیمم دبی خروجی شکست، مدل ۱ و ۲ دارای کمترین خطا می‌باشد. لذا می‌توان چنین برداشت نمود که ماکزیمم دبی خروجی شکست و زمان رسیدن دبی به مقدار ماکزیمم به ارتفاع سد، سطح مخزن، جریان ورودی به مخزن و شیب‌های پوسته و هسته سد وابسته می‌باشند. در جدول (۱۶) ماکزیمم جریان خروجی شکست، زمان شکست و متوسط عرض شکست سد ملاصدرا محاسبه شده با مدل ۴ نشان داده شده است. همان طوری که ملاحظه می‌شود مقدار ماکزیمم جریان خروجی شکست با مقادیر

- ۴- همانطوری که مشاهده شد، مقادیر حاصله از مدل ریاضی BREACH در تعیین دبی خروجی ماکزیمم شکست سد ملاصدرا و زمان رسیدن دبی به مقدار ماکزیمم با نتایج حاصله از شبکه عصبی مصنوعی همخوانی خوبی را داشته که این نشان دهنده شبیه‌سازی بسیار خوب شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.
- ۵- مقایسه صورت گرفته بین خروجی مدل و مقادیر حاصله از شبکه عصبی مصنوعی بیانگر توانایی بالای شبکه در پیش‌بینی مقدار دبی خروجی ماکزیمم شکست و زمان شکست می‌باشد.

REFERENCES

منابع مورد استفاده

۱. علینقی‌زاده بهبهانی، س. ۱۳۸۴. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. پیش‌بینی پارامترهای شکست سدهای خاکی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، دانشگاه شیراز، شیراز.
۲. منہاج، م. ب. ۱۳۷۷. کاربرد هوش محاسباتی در کنترل، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، جلد دوم.
۳. شرکت مهندسی مشاور پاراب فارس. ۱۳۸۲. گزارش پروژه سد ملاصدرا. سازمان آب منطقه‌ای فارس، بوشهر، کهگیلویه و بویر احمد.
4. Costa, John E. 1985. *Floods from Dam Failures*, U.S. Geological Survey Open-File Report 85-560, Denver, Colorado, 54 p.
5. Evans, Steven G. 1986, "The Maximum Discharge of Outburst Floods Caused by the Breaching of Man-Made and Natural Dams." *Canadian Geotechnical Journal*, vol. 23, August 1986.
6. Fread, D.L. 1988. (revised 1991), *BREACH: An Erosion Model for Earthen Dam Failures*, National Weather Service, National Oceanic and Atmospheric Administration, Silver Spring, Maryland.
7. Fread, D.L. 1984. *DAMBRK: The NWS Dam-Break Flood Forecasting Model*, National Weather Service, Office of Hydrology, Silver Spring, Maryland.
8. Froehlich, David C. 1995a. "Peak Outflow from Breached Embankment Dam," *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 121, no. 1, p. 90-97.
9. Hagen, Vernon K. 1982. "Re-evaluation of Design Floods and Dam Safety," *Proceedings*, 14th Congress of International Commission on Large Dams, Rio de Janeiro.
10. Kirkpatrick, Gerald W. 1977. "Evaluation Guidelines for Spillway Adequacy," *The Evaluation of Dam Safety*, Engineering Foundation Conference, Pacific Grove, California, ASCE, p. 395-414.
11. MacDonald, Thomas C., & Jennifer Langridge-Monopolis. 1984. "Breaching Characteristics of Dam Failures," *Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 110, no. 5, p. 567-586.
12. Rousseeuw, Peter J. 1998. "Robust Estimation and Identifying Outliers" in *Handbook of Statistical Methods for Engineers and Scientists*, 2nd ed., Harrison M. Wadsworth, Jr., editor. McGraw-Hill, New York, NY, pp. 17.1-17.15.
13. Singh, Krishan P., & Arni Snorrason. 1984. "Sensitivity of Outflow Peaks and Flood Stages to the Selection of Dam Breach Parameters and Simulation Models," *Journal of Hydrology*, vol. 68, p. 295-310.
14. Soil Conservation Service. 1981. *Simplified Dam-Breach Routing Procedure*, Technical Release No. 66 (Rev. 1), December 1981, 39 p.
15. U.S. Bureau of Reclamation. 1988. *Downstream Hazard Classification Guidelines*, ACER Technical Memorandum No. 11, Assistant Commissioner-Engineering and Research, Denver, Colorado, December 1988, 57 p.
16. Von Thun, J. Lawrence, & David R. Gillette. 1990. *Guidance on Breach Parameters*, unpublished internal document, U.S. Bureau of Reclamation, Denver, Colorado, March 13, 1990, 17 p.
17. Wahl, Tony L. 1997. "Predicting Embankment Dam Breach Parameters - A Needs Assessment," *Proceedings*, 27th IAHR Congress, San Francisco, California, August 10-15, 1997.
18. Walder, Joseph S., & Jim E. O'Connor, 1997, "Methods for Predicting Peak Discharge of Floods Caused by Failure of Natural and Constructed Earth Dams," *Water Resources Research*, vol. 33, no. 10, October 1997, 12 p.